

CẢI TIẾN MÔ HÌNH EDGEYOLO CHO BÀI TOÁN ĐẾM SỐ LƯỢNG HẠT TRÊN JETSON NANO

Phùng Trường Trinh*, Nguyễn Thị Hồng#, Hà Quang Hưng*, Nguyễn Minh Quân*,
Phạm Quang Đức+, Hoàng Trọng Minh+, Phạm Minh Triền*

*Trường Đại học Công nghệ - Đại học Quốc gia Hà Nội

#Viện Di truyền Nông nghiệp, Viện Khoa học Nông nghiệp Việt Nam

+Học viện Công nghệ Bưu chính Viễn thông

Tóm tắt: Số lượng hạt thóc là một yếu tố quan trọng trong việc đánh giá chất lượng giống và quản lý canh tác nông nghiệp. Việc đếm chính xác số lượng là cần thiết để đưa ra những phân tích chi tiết, trong đó có thể kể đến khối lượng trung bình của từng hạt. Các phương pháp đếm hiện tại chủ yếu thực hiện thủ công, dẫn đến mất nhiều thời gian và công sức. Tuy nhiên, với sự tiến bộ trong công nghệ xử lý hình ảnh, những giải pháp tự động đã giúp tối ưu hóa quá trình này. Trong nghiên cứu này, chúng tôi cải tiến mô hình học sâu EdgeYOLO để tăng cường độ chính xác trong việc đếm số lượng hạt thóc từ hình ảnh khả kiến. Thử nghiệm trên Jetson Nano cho thấy mô hình đạt AP50 = 96,37% và tốc độ xử lý 10 FPS, tốt hơn so với các phiên bản khác như YOLOv5 và YOLOv6. Đồng thời, một bộ dữ liệu thóc được gán nhãn đã được xây dựng để hỗ trợ nhận diện và phân loại, góp phần tối ưu hóa quy trình đánh giá chất lượng và quản lý hạt giống một cách hiệu quả hơn.

Từ khóa: Hạt thóc, Đếm hạt, EdgeYOLO, Máy học, Thống kê, Ảnh khả kiến.

I. GIỚI THIỆU

Hạt giống là yếu tố cốt lõi quyết định năng suất, chất lượng cây trồng và đóng vai trò nền tảng trong sản xuất nông nghiệp. Chất lượng hạt giống được đánh giá thông qua các đặc tính nông học như độ thuần chủng, khả năng nảy mầm, sức sống và tình trạng nhiễm bệnh. Tuy nhiên, quy trình đánh giá các yếu tố này thường đòi hỏi sự can thiệp của con người, dựa vào kinh nghiệm và khả năng phân tích trực quan, dẫn đến tính chủ quan cao và thiếu sự đồng nhất trong kết quả.

Điều này đặt ra thách thức lớn đối với ngành nông nghiệp hiện đại, khi nhu cầu về các phương pháp đánh giá hạt giống nhanh chóng, chính xác và hiệu quả ngày càng gia tăng. Các công cụ truyền thống, vốn đã tồn tại trong nhiều thập kỷ mà không có sự cải tiến đáng kể, không còn đáp ứng được yêu cầu của quy mô sản xuất lớn cũng như tiêu chuẩn hóa chất lượng toàn cầu. Hơn nữa, trong bối cảnh nông nghiệp thông minh đang phát triển mạnh mẽ, việc ứng dụng các công nghệ hiện đại để tự động hóa quy

trình đánh giá chất lượng hạt giống trở thành một xu hướng tất yếu.

Đếm hạt là một bước thiết yếu trong việc đánh giá chất lượng hạt giống, ảnh hưởng trực tiếp đến việc xác định năng suất và hiệu quả sản xuất. Đếm hạt chính xác giúp các nhà nông đưa ra các quyết định quan trọng về gieo trồng, phân bón và các biện pháp chăm sóc khác. Tuy nhiên, việc đếm hạt thủ công thường gặp nhiều khó khăn như mất thời gian, tốn công sức và dễ xảy ra sai sót do tính chất chủ quan của con người. Điều này không chỉ ảnh hưởng đến độ chính xác của dữ liệu mà còn làm giảm hiệu quả của quy trình sản xuất nông nghiệp [1].

Bên cạnh đó, sự đa dạng về kích thước, hình dạng và màu sắc của các loại hạt khác nhau làm cho việc phát hiện và đếm tự động trở nên phức tạp. Các yếu tố như độ phân giải của hình ảnh, ánh sáng môi trường và sự chồng lấp của các hạt cũng là nguyên nhân ảnh hưởng đến độ chính xác của các hệ thống đếm hạt hiện tại. Các nguyên nhân được đề cập đã cho thấy sự cần thiết cần có một phương pháp đếm hạt tự động, hiệu quả và có khả năng xử lý các thách thức này.

EdgeYOLO là phiên bản cải tiến được tối ưu hóa cho các thiết bị biên như Jetson Nano, Raspberry Pi, Intel Neural Compute Stick... nhằm giảm thiểu độ phức tạp tính toán mà vẫn đảm bảo khả năng phát hiện chính xác, đặc biệt là đối với các đối tượng có kích thước nhỏ như hạt thóc [2]. Mặc dù các phiên bản YOLO khác (như YOLOv5 và YOLOv6) đã đạt được những kết quả ấn tượng, trọng tâm của nghiên cứu này là cải tiến đặc thù trên EdgeYOLO nhằm tối ưu hóa cho bài toán đếm hạt, qua đó đáp ứng tốt yêu cầu của các hệ thống tự động hóa nông nghiệp trong môi trường tài nguyên hạn chế.

Mô hình gốc sử dụng hàm mất mát Binary Cross-Entropy (BCE) cho các tác vụ phân loại. Tuy nhiên, BCE thường gặp khó khăn trong việc tập trung vào các đối tượng có kích thước nhỏ và phân bố không đồng đều, dễ dẫn đến hiện tượng bỏ sót các hạt thóc nhỏ. Để khắc phục vấn đề này, chúng tôi đề xuất thay thế BCE bằng Balanced Focal Loss (BFL). So với BCE, BFL điều chỉnh trọng số của các mẫu khó (những mẫu dễ bị bỏ sót hoặc có kích thước nhỏ) thông qua tham số γ , giúp mô hình tập trung hơn vào những đối tượng quan trọng trong bối cảnh dữ liệu mất cân bằng. Điều này đặc biệt phù hợp với bài toán đếm hạt, nơi các hạt thóc thường có kích thước nhỏ và phân bố không đồng đều, dẫn đến hiệu quả tổng thể cao hơn trong việc nhận diện và đếm.

Tác giả liên hệ: Phạm Minh Triền,

Email: trienpm@vnu.edu.vn

Đến tòa soạn: 10/2024, chỉnh sửa: 01/2025, chấp nhận đăng: 02/2025.

Nghiên cứu này tập trung cải tiến mô hình EdgeYOLO bằng cách tích hợp hàm BFL nhằm tăng độ chính xác trong đếm hạt thóc, giảm thiểu hiện tượng bỏ sót đối tượng nhỏ và tối ưu hóa hiệu suất trên Jetson Nano, từ đó nâng cao khả năng ứng dụng học máy vào các hệ thống tự động hóa nông nghiệp, đáp ứng tốt yêu cầu trong môi trường tài nguyên hạn chế.

II. CÁC NGHIÊN CỨU LIÊN QUAN

A. Các nghiên cứu liên quan

Trong bối cảnh nghiên cứu về hạt thóc và các loại hạt nông nghiệp, nhiều công trình đã tập trung vào phân loại và phân tích đặc điểm nhằm đánh giá chất lượng, độ thuần của giống. Chẳng hạn, một nghiên cứu tiêu biểu [3] sử dụng kết hợp hệ thống ảnh khả kiến và ảnh siêu phổ để phân loại nhiều giống hạt thóc với độ chính xác cao, ngay cả khi áp dụng cho bộ dữ liệu có quy mô lớn.

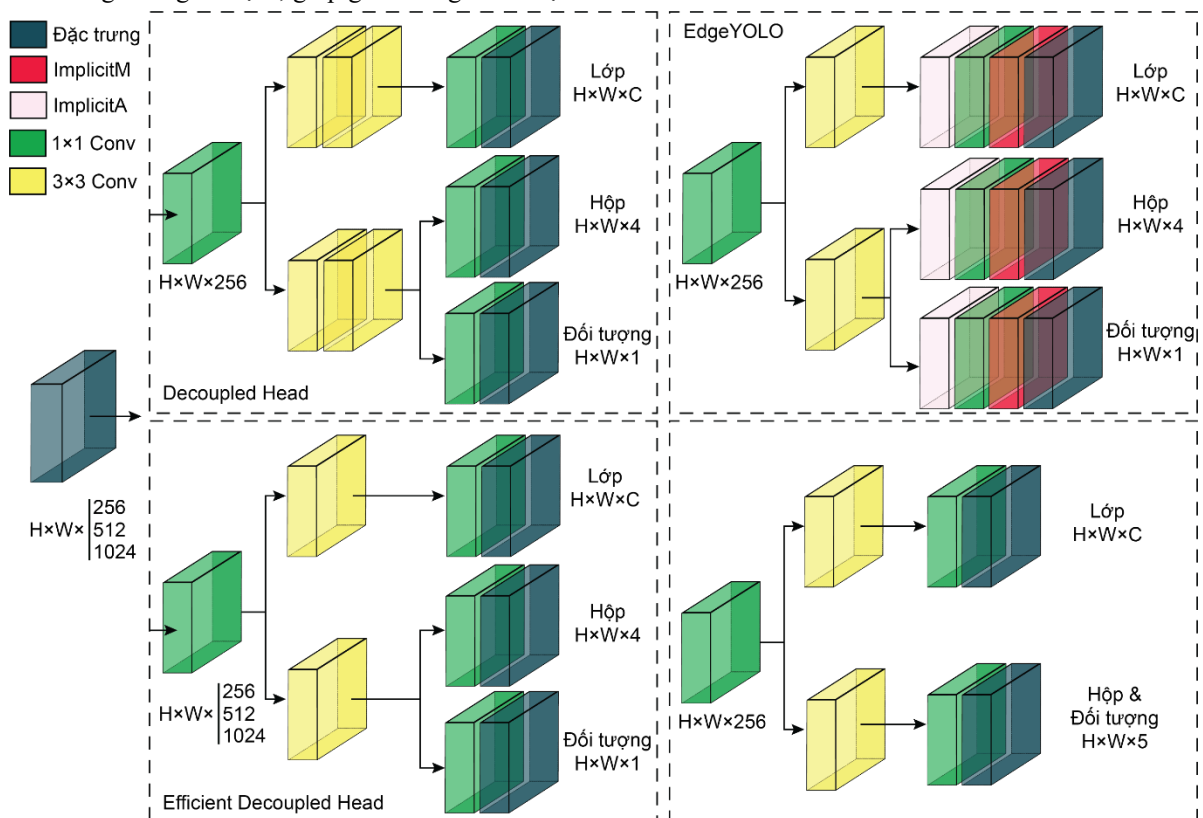
Bên cạnh nhiệm vụ phân loại, bài toán đếm số lượng hạt đóng vai trò quan trọng trong quản lý hạt giống và dự báo năng suất. Tuy nhiên, phương pháp đếm thủ công thường tiêu tốn nhiều thời gian, công sức và dễ phát sinh sai sót, đặc biệt trong trường hợp số lượng lớn và có chồng lấn. Nhằm khắc phục hạn chế đó, các nghiên cứu [4], [5] đã đề xuất giải pháp đếm hạt tự động dựa trên thị giác máy và mô hình học sâu (ví dụ CNN, transformer), kết hợp các kỹ thuật tiền xử lý. Chẳng hạn, trong [4], [6], nhóm tác giả xây dựng mô hình CNN gọn nhẹ để tách nền và nhận diện từng hạt, cho phép đạt độ chính xác đếm vượt trên 95% trong hầu hết các kịch bản thử nghiệm. Ở [1], [7], phương pháp transformer được áp dụng để tách bóc hạt dưới điều kiện ánh sáng không ổn định, giúp giảm đáng kể sai lệch

trung bình (MAE) so với mô hình CNN truyền thống. Các nghiên cứu [1], [5] đặc biệt chú trọng đến khả năng triển khai mô hình trên thiết bị biên như Jetson Nano. Bằng cách áp dụng kỹ thuật pruning và quantization, các giải pháp này không chỉ duy trì tốc độ xử lý trên 10 FPS (Frames per Second), mà còn đảm bảo độ chính xác đếm trên 90%. Những kết quả này cho thấy hiệu quả của mô hình gọn nhẹ trong việc đếm hạt thời gian thực, phù hợp với xu hướng phát triển nông nghiệp thông minh.

Mặc dù đã đạt được nhiều thành tựu, các giải pháp đếm hạt hiện hành vẫn gặp thách thức khi đối mặt với hạt thóc có kích thước nhỏ, thường chồng lấn và phải xử lý trong môi trường tài nguyên tính toán hạn chế. Do đó, nghiên cứu này hướng đến việc cải tiến mô hình EdgeYOLO – một biến thể gọn nhẹ của YOLO – nhằm nâng cao độ chính xác đếm và duy trì tốc độ xử lý trên các thiết bị biên, góp phần giảm sai sót cũng như tối ưu thời gian trong công tác giám sát và quản lý hạt giống.

B. Tổng quan về EdgeYOLO và các cải tiến trong YOLO Series

YOLO là một trong những phương pháp phát hiện đối tượng phổ biến nhất, nổi bật nhờ khả năng nhận diện trong thời gian thực. Từ phiên bản YOLOv1 ban đầu đến các biến thể mới hơn như YOLOv5, YOLOv6 hay YOLOX [8], các nghiên cứu xoay quanh YOLO liên tục tập trung vào việc nâng cao độ chính xác và tốc độ xử lý. Tuy nhiên, khi triển khai trên các thiết bị biên với tài nguyên hạn chế, các mô hình YOLO truyền thống vẫn gặp khó khăn trong khâu tối ưu hoá.



Hình 1: EdgeYOLO được thiết kế một phần đầu tách rời nhẹ và hiệu quả hơn.



Hình 2. Hình ảnh trong tập dữ liệu được thu tại Viện Di truyền Nông nghiệp.

EdgeYOLO được đề xuất nhằm giải quyết những thách thức trên bằng cách áp dụng kiến trúc anchor-free, loại bỏ hoàn toàn việc sử dụng các hộp neo (anchor boxes), qua đó giảm thiểu chi phí tính toán và đơn giản hóa giai đoạn hậu kỳ [9]. Bên cạnh đó, mô hình còn tận dụng đầu tách (Decoupled Head) gọn nhẹ, tách riêng ba nhiệm vụ (dự đoán vị trí, phân loại, xác suất) nhằm tránh xung đột trong quá trình học và tăng cường khả năng phát hiện các đối tượng nhỏ như hạt thóc (xem Hình 1). Cách tiếp cận này giúp EdgeYOLO không chỉ duy trì hiệu suất suy luận cao trên thiết bị biên mà còn đáp ứng tốt bài toán đếm số lượng hạt vốn đòi hỏi độ chính xác và tính thời gian thực.

C. Balanced Focal Loss

Trong các tác vụ phát hiện đối tượng, hàm mất mát đóng vai trò quan trọng trong việc tối ưu hóa mô hình, đặc biệt khi dữ liệu chứa sự không cân bằng giữa các đối tượng lớn và nhỏ. Các hàm mất mát truyền thống như BCE hoặc generalized Intersection Over Union (gIOU) chủ yếu tập trung vào việc tối ưu hóa độ chính xác tổng thể, nhưng ít chú ý đến sự chênh lệch trong kích thước và tần suất xuất hiện của các đối tượng. Điều này dẫn đến hiệu suất phát hiện thấp đối với các đối tượng nhỏ hoặc hiếm gặp [10]. Để giải quyết vấn đề này, BFL được phát triển nhằm cải thiện khả năng phát hiện các đối tượng nhỏ bằng cách điều chỉnh trọng số của từng đối tượng trong quá trình huấn luyện [11]. BFL được thiết kế đặc biệt nhằm điều chỉnh trọng số cho các mẫu khó bằng cách tăng cường trọng số cho các đối tượng có khả năng bị bỏ sót, từ đó cải thiện đáng kể hiệu suất nhận diện trong bối cảnh bài toán đếm hạt thóc. Công thức Focal Loss được định nghĩa như sau:

$$FL(p_t) = -\alpha_t(1 - p_t)^\gamma \log(p_t) \quad (1)$$

Cụ thể, với tham số γ được thiết lập ở mức 2 và hệ số α được điều chỉnh dựa trên tỷ lệ giữa mẫu dương và âm, BFL giúp EdgeYOLO ưu tiên các mẫu khó, cải thiện tính tổng quát hóa và giảm thiểu sai sót trong phân loại.

III. PHƯƠNG PHÁP NGHIÊN CỨU

A. Thu dữ liệu hạt thóc

Trong nghiên cứu này, các mẫu hạt thóc được thu thập từ kho hạt của Viện Di truyền Nông nghiệp thuộc Viện

Khoa học Nông nghiệp Việt Nam (Phạm Văn Đồng, Hà Nội, Việt Nam). Sau đó, các hạt thóc được bố trí ngẫu nhiên trên một tấm nền đồng màu để tạo điều kiện thuận lợi cho việc chụp ảnh và thu thập dữ liệu hình ảnh. Việc sử dụng tấm nền đồng nhất giúp giảm thiểu sự phản xạ ánh sáng và cải thiện chất lượng của các hình ảnh thu được, đảm bảo độ chính xác cao trong quá trình xử lý hình ảnh. Để tăng cường khả năng chính xác của mô hình nhận dạng và phân loại, các hình ảnh của hạt thóc được thu thập theo hai kịch bản: hạt thóc riêng lẻ và các cụm hạt thóc dính liền (xem Hình 2), thu được 500 ảnh. Tiếp theo, các hình ảnh này được gán nhãn dữ liệu cẩn thận để phục vụ cho việc huấn luyện mô hình. Quá trình gán nhãn đã thu thập được tổng cộng 16.489 nhãn, cung cấp một nguồn dữ liệu phong phú và đa dạng cho mô hình học máy. Đồng thời, các kỹ thuật tăng cường dữ liệu cũng được áp dụng nhằm cải thiện tính đa dạng và khả năng khái quát của bộ dữ liệu.

B. Thiết kế và cải tiến mô hình EdgeYOLO

Để triển khai EdgeYOLO trong bài toán đếm hạt thóc – một loại đối tượng có kích thước nhỏ và phân bố không đồng đều, nhóm nghiên cứu dựa trên những đặc tính cốt lõi vốn có của mô hình gốc, đồng thời tinh chỉnh một số thành phần nhằm nâng cao hiệu suất trong môi trường hạn chế tài nguyên như Jetson Nano. Trước hết, kiến trúc được tinh giản với các tầng giảm kênh (channel reduction layers), qua đó hạ bớt số tham số mà vẫn duy trì độ chính xác cần thiết. Đây là bước quan trọng giúp rút gọn mô hình nhưng vẫn đảm bảo khả năng suy luận thời gian thực.

Bên cạnh đó, cơ chế anchor-free của EdgeYOLO được kế thừa nhằm loại bỏ hoàn toàn hộp neo, qua đó giảm bớt chi phí tính toán và nâng cao tốc độ triển khai. Phương pháp anchor-free cũng tỏ ra phù hợp với các đối tượng có hình dạng kéo dài và kích thước nhỏ như hạt thóc. Phần đầu tách chia mô hình thành ba nhánh riêng biệt gồm nhánh dự đoán vị trí (Regression), nhánh phân loại (Classification) và nhánh xác suất (Confidence), nhờ đó nâng cao khả năng phát hiện đối tượng trong bối cảnh chồng lấn hoặc kích thước không đồng đều.

Cuối cùng, chúng tôi thay thế hàm mất mát Binary Cross-Entropy (BCE) ở nhánh phân loại bằng Balanced Focal Loss (BFL) nhằm tăng cường trọng số cho các mẫu

khó, vốn dễ bị bỏ sót hoặc sai lệch khi dữ liệu mất cân bằng. Phép tính chỉnh này giúp mô hình tập trung tốt hơn vào nhóm hạt thóc nhỏ, cải thiện rõ rệt chỉ số đếm hạt tổng thể. Bảng 1 mô tả tóm tắt kiến trúc EdgeYOLO phiên bản rút gọn, đồng thời đánh dấu vị trí tích hợp BFL. Kết quả thử nghiệm trên Jetson Nano cho thấy mô hình vẫn đảm bảo tốc độ xử lý thời gian thực (khoảng 10 FPS) và đạt độ chính xác cao hơn đáng kể so với các phiên bản YOLO khác trong cùng điều kiện triển khai.

IV. THỰC NGHIỆM

A. Thiết lập thí nghiệm

Thí nghiệm được triển khai trên thiết bị biên Jetson Nano được cấu hình với 128 lõi CUDA Maxwell, 4GB LPDDR4 và hệ điều hành Ubuntu 18.04, kèm theo thư viện TensorRT để tối ưu hóa thời gian suy luận. Các hình ảnh đầu vào được thu ban đầu với độ phân giải 1920×1080 pixel và sau đó được giảm xuống còn 1280×720 pixel qua quá trình tiền xử lý nhằm tối ưu hóa tốc độ mà vẫn đảm bảo đủ chi tiết để nhận diện các đối tượng nhỏ. Qua việc tối ưu hóa với TensorRT, mô hình EdgeYOLO đạt tốc độ suy luận trung bình 10 FPS, với thời gian tiền xử lý cho mỗi ảnh khoảng 25 mili giây.

B. Quy trình thực hiện thí nghiệm

Để đánh giá hiệu suất của mô hình EdgeYOLO, nhóm nghiên cứu đã triển khai các bước thực hiện thí nghiệm như sau:

Chuẩn bị dữ liệu: Bộ dữ liệu hạt thóc thu thập từ Viện

Di truyền Nông nghiệp đã được chia thành ba phần: tập huấn luyện (70%), tập kiểm tra (20%) và tập đánh giá

(10%). Bên cạnh việc đánh giá các chỉ số AP50, AP50:95 và FPS, các thử nghiệm bổ sung nhằm đánh giá tính ổn định của mô hình trong các điều kiện khác nhau. Cụ thể, các hình ảnh thu được trong điều kiện ánh sáng yếu (dưới 300 lux) cho thấy EdgeYOLO giảm nhẹ hiệu suất với chỉ số AP50 giảm khoảng 2-3%, tuy nhiên vẫn duy trì được khả năng nhận diện đủ tốt để ứng dụng thực tế. Thêm vào đó, khi kiểm tra trên tập ảnh có nền phức tạp với các họa tiết và biến đổi màu sắc, hiệu suất giảm không vượt quá 4% so với ảnh nền đồng màu. Trong các kịch bản hạt thóc bị che khuất một phần do chồng lấn, mô hình chỉ giảm khoảng 3-5% ở AP50, qua đó khẳng định khả năng phát hiện các đối tượng nhỏ khó nhận diện.

Huấn luyện mô hình: Huấn luyện mô hình: Mô hình EdgeYOLO được huấn luyện trên thiết bị Jetson Nano với việc sử dụng thuật toán tối ưu hóa SGD. Cụ thể, các tham số của SGD được thiết lập như sau: tốc độ học (learning rate) 0.001, momentum 0.9, weight decay 0.0005 và batch size là 16. Cơ chế Early Stopping được áp dụng để tránh overfitting khi không có cải thiện trên tập kiểm tra trong 10 epoch liên tiếp.

Triển khai và suy luận: Sau khi được huấn luyện, mô hình EdgeYOLO được tối ưu hóa với TensorRT và triển khai trên Jetson Nano để kiểm tra khả năng hoạt động thực tế. Việc tối ưu hóa này giúp giảm độ trễ và sử dụng hiệu quả tài nguyên bộ nhớ của thiết bị. Quá trình suy luận được thực hiện với hai tác vụ chính: phát hiện và đếm hạt thóc, đảm bảo mô hình có thể xác định chính xác các đối tượng nhỏ trong điều kiện thực tế. Ngoài ra, quá trình này cũng tập trung đánh giá tính ổn định của mô hình trên thiết bị biên với mức tài nguyên hạn chế, bao gồm việc theo dõi nhiệt độ và mức sử dụng bộ nhớ trong quá trình suy luận.

Bảng 1: Kiến trúc EdgeYOLO rút gọn, tích hợp BFL.

Khối	Thao tác chính	Đầu ra	Ghi chú
Input	Ảnh đầu vào ($3 \times H \times W$)	$3 \times H \times W$	
Stem	$2 \times \text{Conv}$ ($k=3, s=1/2$)	$(H/2 \times W/2)$, ~64 kênh	Giảm kích thước ảnh còn 1/2, tăng kênh lên 64
Stage 1-4 (Backbone)	Chuỗi Conv, MaxPool, Concat (bottleneck nhẹ)	P3: $(H/8 \times W/8, 512)$, P4: $(H/16 \times W/16, 1024)$, P5: $(H/32 \times W/32, 1024)$	4 “stage” liên tiếp: stride tăng dần ($1/2 \rightarrow 1/4 \rightarrow 1/8 \rightarrow 1/16 \rightarrow 1/32$), kênh lên tối đa 1024
Neck (FPN, PAN)	SPPCSPC, Upsample, Concat, RepConv	Kết hợp P3, P4, P5	Tạo đặc trưng đa mức, cung cấp 3 scale đầu vào cho Head
Head	YOLOXDetect (3 nhánh)	Bounding Boxes, Classes, Confidence	- Classification: BFL thay thế BCE - Regression: CIOU/gIOU - Confidence: BCE
Output	Toạ độ hộp, nhãn lớp, xác suất	Đếm hạt / phát hiện đối tượng	Sử dụng BFL để cải thiện nhận diện hạt nhỏ, chồng lấn

C. Chỉ số đánh giá hiệu suất mô hình

Trong nghiên cứu này, chúng tôi lựa chọn các tiêu chí AP50, AP50:95 và FPS để đánh giá và so sánh hiệu suất

mô hình, nhằm cung cấp cái nhìn toàn diện về độ chính xác và tốc độ suy luận. Trước hết, việc xác định một hộp dự đoán là đúng hay sai được kiểm soát thông qua chỉ số Intersection over Union (IoU). Giá trị IoU giữa hộp dự

đoán (B_{pred}) và hộp nhãn thật (B_{gt}) được tính bằng tỉ số giữa diện tích giao và diện tích hợp:

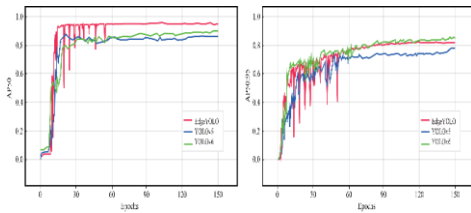
$$IoU = \frac{|B_{pred} \cap B_{gt}|}{|B_{pred} \cup B_{gt}|} \quad (2)$$

Nếu IoU lớn hơn hoặc bằng một ngưỡng nhất định (chẳng hạn 0,5), dự đoán được xem là chính xác (True Positive). Độ chính xác phát hiện của mô hình được thể hiện dưới dạng Average Precision (AP), thường được tính bằng cách lấy diện tích dưới đường cong Precision-Recall. Khi ngưỡng IoU cố định ở mức 0,5, chỉ số đạt được gọi là AP50 và phản ánh khả năng phát hiện đối tượng với mức chồng lấn ít nhất 50%. Đây là cách tiếp cận thường gặp trong các bài toán không yêu cầu quá khắt khe về vị trí và kích thước. Bên cạnh đó, AP50:95 được tính bằng cách lấy trung bình AP tại các ngưỡng IoU từ 0,5 đến 0,95 (bước tăng 0,05). Do đòi hỏi mô hình duy trì độ chính xác trên nhiều mức chặt chẽ khác nhau, AP50:95 trở thành chỉ số phản ánh mức độ ổn định và tổng quát của mô hình, nhất là khi đối mặt với các đối tượng nhỏ hoặc có độ chồng lấn cao.

FPS biểu thị số khung hình có thể xử lý trong một giây, là chỉ số quan trọng đối với các ứng dụng thời gian thực, giúp đánh giá khả năng suy luận nhanh và hiệu quả của mô hình.

D. Kết quả và phân tích

Mô hình EdgeYOLO đã được thử nghiệm, so sánh với các mô hình YOLOv5 và YOLOv6 dựa trên các chỉ số AP50, AP50:95 và FPS khi triển khai trên Jetson Nano (xem Bảng 2 và Hình 3). Kết quả cho thấy EdgeYOLO vượt trội về cả độ chính xác lẫn tốc độ so với các mô hình khác, đặc biệt là trong môi trường có tài nguyên tính toán hạn chế.



Hình 3: Đánh giá hiệu suất mô hình qua AP50 và AP50:95.

AP50 của EdgeYOLO đạt 96,37%, cao hơn so với YOLOv5 (87,23%) và YOLOv6 (89,40%). Điều này cho thấy EdgeYOLO có khả năng phát hiện đối tượng với độ chính xác cao, đặc biệt ở các mức chồng lấn vừa phải. Kết quả từ Hình 3 cũng minh họa rằng EdgeYOLO đạt được mức độ ổn định và độ chính xác cao hơn ngay từ các epoch ban đầu, phản ánh khả năng học nhanh và ổn định trong quá trình huấn luyện.

Đối với AP50:95, EdgeYOLO đạt 81,48%, vượt qua YOLOv5 (79,54%) nhưng thấp hơn YOLOv6 (83,16%). Các thử nghiệm thống kê (sử dụng kiểm định t-test với mức ý nghĩa $p < 0.05$) cho thấy sự khác biệt về AP50 giữa EdgeYOLO và các mô hình khác là có ý nghĩa thống kê,

trong khi đối với AP50:95, EdgeYOLO đạt kết quả ổn định ở các mức IoU thấp và trung bình.

FPS của EdgeYOLO đạt 10 FPS, cao hơn YOLOv5 (9 FPS) và YOLOv6 (8 FPS). Tốc độ xử lý này có ý nghĩa lớn đối với các ứng dụng thời gian thực như đếm hạt thóc, khi cả độ chính xác và tốc độ đều đóng vai trò quan trọng. Thiết kế anchor-free cùng cấu trúc tối ưu giúp EdgeYOLO xử lý nhanh hơn, đảm bảo khả năng hoạt động ổn định trong các môi trường có yêu cầu xử lý liên tục và hạn chế về tài nguyên tính toán.

Bảng 2: Kết quả so sánh giữa các mô hình

Mô hình	AP50 (%)	AP50:95 (%)	FPS (Jetson Nano)
EdgeYOLO	96,37	81,48	10
YOLOv5	87,23	79,54	9
YOLOv6	89,40	83,16	8

V. KẾT LUẬN VÀ HƯỚNG ĐI TƯƠNG LAI

Trong nghiên cứu này, chúng tôi đã đề xuất và cải tiến mô hình EdgeYOLO nhằm thực hiện tác vụ đếm hạt thóc trên thiết bị biên Jetson Nano. Để đáp ứng mục tiêu phát hiện và đếm chính xác các đối tượng nhỏ, mô hình EdgeYOLO đã được tối ưu hóa thông qua việc tích hợp các kỹ thuật tiên tiến như cấu trúc anchor-free, đầu tách và Balanced Focal Loss. Kết quả thực nghiệm cho thấy EdgeYOLO vượt trội so với các mô hình khác như YOLOv5 và YOLOv6 về cả độ chính xác lẫn tốc độ khi triển khai trên thiết bị biên. Với AP50 đạt 96,37% và FPS đạt 10, mô hình đã chứng minh khả năng phát hiện nhanh và chính xác, đáp ứng tốt yêu cầu của các ứng dụng thời gian thực trong môi trường có tài nguyên tính toán hạn chế. Trong tương lai, nhóm nghiên cứu sẽ tiếp tục tối ưu hóa mô hình thông qua các kỹ thuật pruning và quantization nhằm giảm độ phức tạp và nâng cao hiệu suất. Đồng thời, mô hình EdgeYOLO sẽ được mở rộng để ứng dụng vào các lĩnh vực khác của nông nghiệp, như phát hiện sâu bệnh hoặc giám sát sinh trưởng cây trồng, nhằm đóng góp cho sự phát triển của nông nghiệp thông minh và hệ thống tự động hóa.

LỜI CẢM ƠN

Nghiên cứu này được tài trợ bởi Trường Đại học Công nghệ, Đại học Quốc gia Hà Nội theo đề tài mã số CN24.04

TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1] S. Tan, X. Ma, Z. Mai, L. Qi, and Y. Wang, "Segmentation and counting algorithm for touching hybrid rice grains," *Comput Electron Agric*, vol. 162, pp. 493–504, Jul. 2019, doi: 10.1016/J.COMPAG.2019.04.030.
- [2] S. Liu, J. Zha, J. Sun, Z. Li, and G. Wang, "EdgeYOLO: An Edge-Real-Time Object Detector," *Chinese Control Conference, CCC*, vol. 2023-July, pp. 7507–7512, 2023, doi: 10.23919/CCC58697.2023.10239786.
- [3] S. D. Fabiyi *et al.*, "Varietal Classification of Rice Seeds Using RGB and Hyperspectral Images," *IEEE Access*, vol. 8, pp. 22493–22505, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.2969847.

- [4] T. Liu *et al.*, “Rice and wheat grain counting method and software development based on Android system,” *Comput Electron Agric*, vol. 141, pp. 302–309, Sep. 2017, doi: 10.1016/J.COMPAG.2017.08.011.
- [5] J. Chen, J. Dai, and X. Cao, “Grain Counting Method based on Artificial Neural Network,” *International Conference on Distributed Computing and Optimization Techniques, ICDCOT 2024*, 2024, doi: 10.1109/ICDCOT61034.2024.10515745.
- [6] L. Gong *et al.*, “Image-Based On-Panicle Rice [*Oryza sativa* L.] Grain Counting with a Prior Edge Wavelet Correction Model,” *Agronomy* 2018, Vol. 8, Page 91, vol. 8, no. 6, p. 91, Jun. 2018, doi: 10.3390/AGRONOMY8060091.
- [7] J. Sun, H. Jia, Z. Ren, J. Cui, W. Yang, and P. Song, “Accurate rice grain counting in natural morphology: A method based on image classification and object detection,” *Comput Electron Agric*, vol. 227, p. 109490, Dec. 2024, doi: 10.1016/J.COMPAG.2024.109490.
- [8] A. Bochkovskiy, C.-Y. Wang, and H.-Y. M. Liao, “YOLOv4: Optimal Speed and Accuracy of Object Detection,” Apr. 2020, [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/2004.10934>
- [9] S. Liu, J. Zha, J. Sun, Z. Li, and G. Wang, “EdgeYOLO: An Edge-Real-Time Object Detector,” Feb. 2023, [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/2302.07483>
- [10] H. Rezatofighi, N. Tsoi, J. Gwak, A. Sadeghian, I. Reid, and S. Savarese, “Generalized Intersection over Union: A Metric and A Loss for Bounding Box Regression.”
- [11] T.-Y. Lin, P. Goyal, R. Girshick, K. He, and P. Dollár, “Focal Loss for Dense Object Detection.”

ENHANCING THE EDGEYOLO MODEL FOR COUNTING SEEDS ON JETSON NANO

Abstract: The number of rice grains is critical in evaluating seed quality and managing agricultural cultivation. Accurate counting is essential for providing detailed analyses, including determining the average weight of individual grains. Current counting methods are predominantly conducted manually, resulting in substantial time and labor costs. However, with advances in image processing technology, automated solutions have emerged to streamline this process. In this study, we enhance the EdgeYOLO deep learning model to improve accuracy in counting rice grains from visible images. Experiments on the Jetson Nano indicate that the model achieves an AP50 of 96.37% and a processing speed of 10 FPS, surpassing other versions such as YOLOv5 and YOLOv6. In addition, a labeled rice dataset has been developed to facilitate identification and classification, thereby further optimizing the assessment and management of seed quality.

Keywords: Rice seeds, Seed counting, EdgeYOLO, Machine learning, Visible images.



Phùng Trường Trinh hiện đang là sinh viên Khoa Công nghệ Nông nghiệp, Trường Đại học Công nghệ, Đại học Quốc gia Hà Nội. Lĩnh vực nghiên cứu của Trình tập trung vào học máy, IoT và hệ thống tự động hóa trong nông nghiệp. Với vai trò là thành viên Phòng thí nghiệm Công nghệ Nông nghiệp Số tại Khoa Công nghệ Nông nghiệp, Trình đã và đang đóng góp tích cực trong việc phát triển các giải pháp kỹ thuật số tiên tiến nhằm cải thiện hiệu quả thực hành nông nghiệp.

Email:

phungtruongtrinhuet@gmail.com



Nguyễn Thị Hồng hiện đang là nghiên cứu viên chính tại Trung tâm Thực nghiệm sinh học Nông nghiệp Công nghệ cao - Viện Di truyền Nông nghiệp. Lĩnh vực chuyên môn: Di truyền, Chọn giống phân tử, Chọn giống đột biến. Đã và đang chủ trì cũng như tham gia nhiều đề tài/dự án cấp Nhà nước, cấp tỉnh, dự án Hợp tác Quốc tế trong lĩnh vực Nông nghiệp.

Email: nguyenhongdhnn@gmail.com



Hà Quang Hưng hiện đang là sinh viên Khoa Công nghệ Nông nghiệp, Trường Đại học Công nghệ, Đại học Quốc gia Hà Nội. Hưng đang tập trung nghiên cứu về nông nghiệp chính xác và tham gia các hoạt động nghiên cứu cùng Phòng thí nghiệm Công nghệ Nông nghiệp Số. Hưng tích cực tìm hiểu và phát triển các công nghệ nông nghiệp tiên tiến nhằm nâng cao hiệu quả và tính bền vững trong sản xuất nông nghiệp.

Email: hungha15123@gmail.com



Nguyễn Minh Quân hiện đang là sinh viên Khoa Công nghệ Nông nghiệp, Trường Đại học Công nghệ, Đại học Quốc gia Hà Nội. Hiện nay, đang tập trung nghiên cứu vào lĩnh vực IOT và học máy trong nông nghiệp với Phòng nghiên cứu Công nghệ Nông nghiệp Kỹ thuật số. Tích cực tham gia tìm hiểu, nghiên cứu các công nghệ nông nghiệp tiên tiến nhằm nâng cao hiệu quả và nghiên cứu các mô hình học máy mới trong nông nghiệp.

Email:

nguyenminhquan0906205@gmail.com



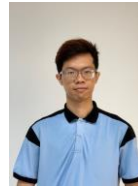
Hoàng Trọng Minh nhận bằng cử nhân Kỹ thuật Vật lý (1994) và Kỹ thuật Điện tử Viễn thông (1999) tại Đại học Bách khoa Hà Nội, bằng thạc sĩ kỹ thuật điện tử viễn thông (2003) và bằng tiến sĩ kỹ thuật viễn thông (2014) từ Học viện Công nghệ Bưu chính Viễn thông. Hiện tại, ông là phó giáo sư tại Khoa Viễn thông, Học viện Công nghệ Bưu chính Viễn thông. Ông đang giữ vị trí trưởng bộ môn mạng viễn thông và trưởng phòng thí nghiệm Mạng Kết nối Thông minh. Ông đã và đang nghiên cứu về các vấn đề liên quan đến hiệu suất của mạng không dây. Lĩnh vực nghiên cứu của ông bao gồm hiệu suất mạng và các vấn đề bảo mật trong điện toán biên, mạng di động không dây và mạng 5G/6G. Ông là thành viên của IEEE và IEEE Circuits and Systems Society.

Email: hoangtrongminh@ptit.edu.vn



Phạm Minh Triển đã tốt nghiệp cử nhân và thạc sĩ ngành Điện tử Viễn thông tại Trường Đại học Công nghệ, Đại học Quốc gia Hà Nội lần lượt vào các năm 2003 và 2007 và nhận bằng tiến sĩ ngành Kỹ thuật Điện tử Đại học Quốc gia Chungbuk (Hàn Quốc) vào năm 2011. Hiện nay, ông là giảng viên, Chủ nhiệm Bộ môn Công nghệ Nông nghiệp Số thuộc Khoa Công nghệ Nông nghiệp, Trường Đại học Công nghệ, Đại học Quốc gia Hà Nội. Lĩnh vực nghiên cứu của ông bao gồm các thuật toán tối ưu, điện toán biên, robot và hệ thống thông minh.

Email: trienpm@vnu.edu.vn



Phạm Quang Đức hiện đang là sinh viên Học viện Công nghệ Bưu chính Viễn thông. Lĩnh vực mà Đức đang nghiên cứu và theo đuổi là lập trình phần mềm, ứng dụng, kết nối với các thiết bị IoT trong nông nghiệp. Đức đã cộng tác với Phòng thí nghiệm Công nghệ Nông nghiệp Số tại Khoa Công nghệ Nông nghiệp một thời gian và có những đóng góp tích cực trong việc phát triển những phần mềm, ứng dụng số để cải thiện, phát triển các phương pháp thực tiễn trong nông nghiệp.

Email: quangduc11202@gmail.com